

# Classification semi-supervisée avec réseaux de graphes convolutionnels. Application à la prédiction du risque d'infarctus

H. Maaref<sup>1</sup>, A. Hazan<sup>2</sup>, S. Anebajagane<sup>3</sup>

<sup>1</sup>IBISC EA 4526, univ Evry, université Paris-Saclay, France

<sup>3</sup>LISSI EA 3956, Université Paris-Est Créteil Val-de-Marne, Lieusaint, France

<sup>3</sup>Service de Radioprotection et Physique Médicale, CHSF

40, avenue Serge Dassault, 91106 Corbeil-Essonnes Cedex, France

November 2024

**Partners** : IBISC, LISSI, CHSF (centre hospitalier sud-francilien)

**Basic AI and Data Science** : apprentissage statistique en grandes dimensions

**Specialized ML and AI** : signal, image, vision

**Application domain** : médecine de précision, imagerie X, dosimétrie

**Mots-clés** : deep learning, imagerie multi-modale, apprentissage faiblement supervisé

**Key-words** : machine learning, deep tech, neuroimaging, precision medicine, stroke

**Laboratoires partenaires impliqués** : IBISC (univ Evry, université Paris-Saclay)

**durée totale du stage** : 6 mois (M2) ou 3 mois (M2), rémunération 3600€ sure 6 mois

**date de début et de fin du stage** : 15/02/2025 au 1/09/2025

## 1 Contexte

Le scanner de perfusion myocardique (ou scintigraphie de perfusion myocardique) est un examen d'imagerie de médecine nucléaire non-invasif qui utilise une petite quantité d'un traceur radioactif (généralement du technetium-99m (99mTc)) pour détecter toute différence de flux sanguin dans le muscle cardiaque au repos et pendant l'effort<sup>1</sup>. Il est largement utilisé pour évaluer l'étendue des dommages au cœur, détecter des sténoses sur le myocarde chez des patient ayant une douleur thoracique afin de rechercher une ischémie myocardique ou de petits symptômes atypiques, etc. [?]. La HAS<sup>2</sup> reconnaît les indications suivantes à la scintigraphie myocardique de perfusion :

- douleur thoracique dont le risque pour origine coronarienne est intermédiaire (faible risque ⇒ coroscanner, risque élevé ⇒ coronarographie plus ou moins interventionnelle)
- Viabilité d'un territoire myocardique infarcté.

---

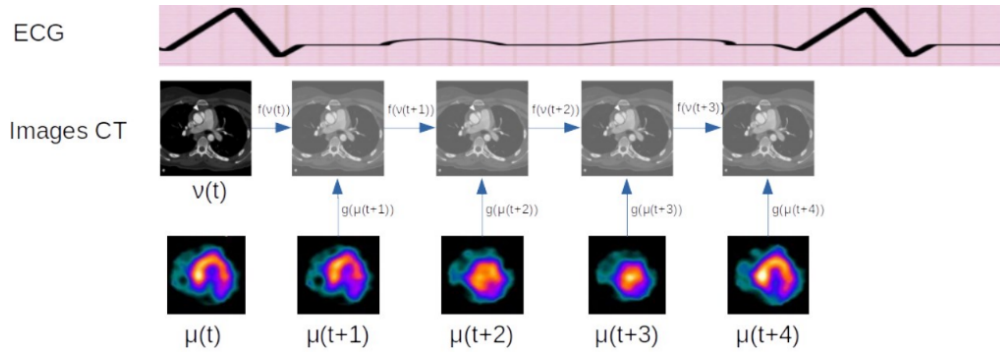
<sup>1</sup>80 000 personnes par an sont concernées par cet examen en France. Dans 10% des cas, le patient meurt dans l'heure qui suit l'infarctus et, dans 15%, le décès survient dans l'année. Les femmes jeunes sont de plus en plus touchées : en 2010, 25% des moins de 60 ans avaient déjà fait un infarctus alors qu'elles n'étaient que 10% en 1995. Ce qui rend l'infarctus du myocarde plus meurtrier que le cancer du sein. En cause : le tabagisme essentiellement, en explosion chez les femmes.

<sup>2</sup>HAS= Haute Autorité de Santé.

- Contrôle de l'absence de sténose après pose de stents (également appelé sténose intra-stents)
- dépistage d'ischémie myocardique chez les patients asymptomatiques mais présentant des facteurs de risque cardio-vasculaires (HTA, diabète, tabac, dyslipidémie, etc.)

## 2 Description de la problématique

L'acquisition se fait typiquement sur une durée de 20 à 40 minutes, synchronisée au rythme cardiaque permettant ainsi de reconstituer un cycle cardiaque sur une séquence 3D animée (Fig. 1) [?]. Cependant, ces images scintigraphiques souffrent d'une mauvaise résolution spatiale (environ  $1 \text{ cm}^3$ ), et d'un mauvais rapport signal sur bruit.



**Figure 1:** Correction des images CT à partir des images scintigraphiques et de l'ECG.

La méthode la plus efficace utilisée actuellement pour traiter ces deux problèmes est d'augmenter les images de scintigraphie par une image 3D anatomique obtenue par tomographie à rayon X (CT) pour corriger l'atténuation des rayons  $\gamma$ . Le risque de développer un cancer en raison de l'exposition aux radiations dépend de la partie du corps exposé, de l'âge de l'individu à l'exposition, et du sexe de la personne. Pour une personne, le risque de cancer induit par les radiations est beaucoup plus faible que le risque naturel de cancer, néanmoins, cette légère augmentation du risque de cancer associé aux radiations pour une personne peut devenir un problème de santé publique si un grand nombre de personnes subissent un nombre accru de procédures d'un bénéfice incertain [?].

Les préconisations de la HAS stipulent un dosage de traceur technetium-99m ( $^{99m}\text{Tc}$ ) en fonction du poids. Or, l'atténuation des images de scintigraphie est avant tout influencée par l'épaisseur des tissus (fibres musculaires, tissus graisseux, os, ...) à traverser. En particulier, chez les patients obèses, il est difficile d'obtenir des images de qualité en utilisant la dose standard recommandée.

Les méthodes de correction d'atténuation basées sur l'imagerie CT s'appuient sur une image CT produite à un instant donné en termes de cycle de respiration et cycle cardiaque, alors que la scintigraphie présente la reconstitution d'une séquence. La correction d'atténuation de cette séquence de scintigraphie par une image CT fixe génère des artefacts sur les bords, parfois difficile à distinguer de situation réelle.

## 3 Objectifs

Un des objectifs généraux est d'optimiser les doses de traceur et de radiation reçues afin d'obtenir des images de qualité suffisante pour appuyer le diagnostic tout en exposant le patient aux doses les

plus basses de radiation possibles dans un souci de radioprotection des patients. L'étude réalisée permettra de proposer des critères simples, facilement mesurables avant la réalisation d'une scintigraphie ou d'un scanner, afin d'optimiser la dose de traceur à injecter.

## 4 Méthode

Les graph neural networks (GNNs) constituent une classe de modèles de deep learning conçus spécifiquement pour traiter des données structurées sous forme de graphes. Contrairement aux images classiques, généralement analysées à l'aide de convolutional neural networks (CNNs) opérant sur des grilles régulières de pixels, les gnn permettent de modéliser des relations complexes entre éléments non structurés de manière régulière [1, 2]. Cette capacité est particulièrement utile pour des applications telles que l'analyse d'images médicales, la segmentation d'objets ou l'étude de structures 3D [3, 4].

Pour appliquer un GNN au traitement d'images, il est nécessaire de convertir l'image en une représentation graphique. Dans cette structure, les nœuds peuvent correspondre à des pixels ou des super-pixels, tandis que les arêtes représentent les connexions définies en fonction de critères tels que la proximité spatiale ou la similarité d'intensité entre pixels ou régions. Par exemple, une matrice de similarité ou une matrice d'adjacence  $A$  peut être utilisée pour modéliser les connexions entre nœuds. Si deux pixels  $p_i$  et  $p_j$  présentent des caractéristiques similaires, une arête est créée entre les nœuds correspondants  $v_i$  et  $v_j$ , avec un poids  $A_{ij}$  proportionnel à leur degré de similarité.

Dans un GNN, à chaque couche, chaque nœud met à jour sa représentation en agrégeant les informations de ses voisins. Ce processus de propagation d'information permet au modèle de capturer des dépendances locales et d'identifier des motifs complexes présents dans les données. Grâce à ces mises à jour successives, le GNN peut extraire des caractéristiques pertinentes pour des tâches telles que la classification, la segmentation ou la détection d'anomalies [5].

Pour un nœud  $v_i$ , son embedding à la couche  $k + 1$  est calculé en agrégeant les embeddings de ses voisins à la couche  $k$ :

$$h_i^{(k+1)} = \sigma \left( \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} A_{ij} W^{(k)} h_j^{(k)} \right) \quad (1)$$

où  $h_i^{(k)}$  est l'embedding du nœud  $i$  à la couche  $k$ ,  $W^{(k)}$  est une matrice de poids pour la couche  $k$ ,  $\sigma$  est une fonction d'activation (par exemple, eLU),  $\mathcal{N}(i)$  est l'ensemble des voisins du nœud  $i$ ,  $A_{ij}$  est le poids de l'arête entre les nœuds  $i$  et  $j$  (souvent tiré de la matrice d'adjacence).

Un réseau de graphes permet de recréer un cycle cardiaque complet à partir d'une seule image tomodynamométrique et d'un ECG. La reconstitution permettra de générer sur l'ensemble du cycle cardiaque une représentation de haute qualité de l'atténuation des tissus afin de recaler la correction d'atténuation sur l'acquisition par scintigraphie. Ceci permettrait ainsi d'éviter les artefacts observés en utilisant une image statique pour la correction d'atténuation. Les GNNs sont capables de capturer des relations non linéaires complexes entre les images de ces cycles cardiaques, d'exploiter la structure du graphe pour combiner les représentations spatiales des algorithmes de convolution et la capacité de représentation du domaine temporel des algorithmes récurrents.

Cependant, si notre base d'images CT et d'ECG n'est pas suffisante, alors notre apprentissage sera enrichi par la séquence d'images de scintigraphie elle-même (voir Fig. 1). Ce point devra être évalué lors de l'apprentissage et après collecte de données de scanner CT multicentriques.

## 5 Résultats attendus

Création d'un logiciel permettant de calculer la dose absorbée par les organes et la dose efficace absorbée par les patients ayant eu des examens scintigraphiques. Ce logiciel permettra d'avoir une dose d'irradiation précise, les pourcentages d'incertitudes ainsi que des alertes de dépassements de doses par rapport aux seuils propres définis au sein du service de médecine nucléaire. L'autre permettant une réduction des artefacts sur les images de perfusion myocardique.

## 6 Profil et compétences recherchées

La personne recrutée devra justifier d'un diplôme d'ingénieur ou d'un Master, de solides connaissances en intelligence artificielle, par exemple en deep learning (DL), en réseaux de neurones profonds et en codage (Python, Cuda, C++). Des expériences de développement sur processeurs graphiques (GPU) seront très appréciées. Son anglais sera courant. Le candidat sélectionné aura la chance de travailler dans une équipe interdisciplinaire et avec un consortium de data scientists et de cliniciens du centre hospitalier sud-francilien (CHSF).

## 7 Conditions scientifiques matérielles et financières du projet de recherche

Le projet sera financé par l'AAP ESSI pour couvrir un stage ingénieur de 6 mois.

## 8 Objectifs de valorisation des travaux

Validation des résultats sur des bases de données patients multicentriques et d'intégrer le modèle dans un logiciel d'application clinique avec une interface compréhensible pour le médecin. Les publications seront rédigées en vertu d'une convention sur les conclusions protégeant les auteurs du consortium et les droits de propriété intellectuelle seront soigneusement examinés à des fins d'innovation. La protection sera étendue à la base de données annotée qui sera utilisée pour l'apprentissage et la validation. Un processus de développement permettant d'accompagner la certification du dispositif sera mis en place. La direction veillera à ce que les travaux de recherche soient publiés sans interférer avec le processus de dépôt de brevet et la confidentialité des recherches.

## 9 Collaborations envisagées

Dans le but de valider notre approche sur une large base de données représentative des pratiques du service de médecine nucléaire, cette étude s'appuiera sur la base de données du CHSF. Celle-ci dispose d'un grand nombre de cas accumulés sur plusieurs années présentant des troubles cardiaques et des typologies caractéristiques des pathologies cardiovasculaires. La collecte et la mise en forme des données représente une part de travail importante qui sera réalisée en collaboration avec le laboratoire IBISC de l'Université Paris-Saclay. Les publications mentionneront cette collaboration hospitalo-universitaire.

## 10 Contact

hichem.maaref@ibisc.univ-evry.fr, aurelien.hazan@u-pec.fr

## References

- [1] Tamara T Müller, Sophie Starck, Alina Dima, Stephan Wunderlich, Kyriaki-Margarita Bintsi, Kamilia Zaripova, Rickmer Braren, Daniel Rueckert, Anees Kazi, and Georgios Kaissis. A survey on graph construction for geometric deep learning in medicine: Methods and recommendations. *Transactions on Machine Learning Research*, 2024.
- [2] Kai Han, Yunhe Wang, Jianyuan Guo, Yehui Tang, and Enhua Wu. Vision gnn: An image is worth graph of nodes. *Advances in neural information processing systems*, 35:8291–8303, 2022.
- [3] Thomas N Kipf and Max Welling. Semi-supervised classification with graph convolutional networks. *arXiv preprint arXiv:1609.02907*, 2016.
- [4] Will Hamilton, Zhitao Ying, and Jure Leskovec. Inductive representation learning on large graphs. *Advances in neural information processing systems*, 30, 2017.
- [5] Michael M Bronstein, Joan Bruna, Yann LeCun, Arthur Szlam, and Pierre Vandergheynst. Geometric deep learning: going beyond euclidean data. *IEEE Signal Processing Magazine*, 34(4):18–42, 2017.